이미지 초해상화를 이용한 얼굴 인식

*박준영 *조남익
*서울대학교 전기정보공학부 뉴미디어통신공동연구소
*parkjun210@snu.ac.kr

Face Recognition using Image Super-Resolution

*Park, Junyoung *Cho, Nam Ik
*Department of ECE, INMC, Seoul National University

요약

최근 CCTV 출입 기록, 휴대폰 보안, 스마트 매장 등에서 얼굴 인식을 통해 개인을 식별하는 기술이 널리 사용되고 있다. 카메라의 각도, 조명, 사람의 움직임 등 얼굴 인식에 많은 외부 환경이 영향을 미치고 있지만 그중에서도 실제 영상에서 얼굴이 차지하는 영역이 작아 저해상도 얼굴 인식에 어려움을 겪고 있다. 이러한 문제점을 해결하고자 본 논문에서는 이미지 해상도가 얼굴 인식에 끼치는 영향을 알아보고 이미지 초해상화를 통해 얼굴 인식 성능을 개선하고자 한다. 쌍선형, 양3차 회선 보간법과 딥러닝 기반의 이미지 초해상화 모델인 RCAN을 이용하여 업스케일링한 데이터셋에 대해 학습한 ArcFace를 통해 얼굴 검증 평가를 진행하였다. 고해상도 이미지는 얼굴 인식 성능을 향상시키며, RCAN을 사용한 이미지 초해상화가 보간법을 사용한 방법보다 더 좋은 성능을 보였다.

1. 서론

얼굴 인식은 사진 및 비디오에서 검출된 얼굴 영상을 활용하여 개인을 인식하고 식별하는 기술로 출입 보안 시스템, 스마트 매장, CCTV 영상 판별 등 많은 분야에서 사용되고 있다. 일반적으로 영상 속 검출된 얼굴의 경우 다양한 밝기, 각도로 촬영되기 때문에 정규화 (Normalization)와 더불어 얼굴의 특징점 (눈, 코, 입 등)을 이용하여 동일한 형태로 정렬 (Alignment)한 뒤 얼굴 인식 모델을 통해 식별된다. 현재 딥러닝 기반의 얼굴 인식 모델은 정렬된 얼굴 이미지로부터 얼굴 표현 (Face representation)인 특징 벡터 (feature vector)를 추출하고, 이들 특징 벡터간 유사도 (similarity)를 비교하여 개인을 식별한다. 하지만 실제 영상에서 검출된 얼굴 크기는 다양하며, 저해상도 이미지의 경우 얼굴 표현을 나타내는 특징 벡터를 추출하기 더 어렵기 때문에 얼굴 인식 성능에 한계가 있다.

저해상도 영상 처리의 한계를 극복하고자 컴퓨터 비전 연구 분야에서는 이미지 초해상화 (Image Super-Resolution)에 대한 연구가 활발하다[1, 2]. 이미지 초해상화는 저해상도 이미지로부터 고해상도 이미지를 복원하는 문제로, 이를 통해 고해상도 이미지 및 디테일한 정보 복원을 가능하게 한다.

본 논문에서는 이미지 초해상화에 따른 저해상도 이미지에서의 얼굴 인식 성능 개선의 효과를 알아보고자 한다. 이를 위해 얼굴 인식 모델로 앵귤러 마진 손실 (Angular Margin Loss)을 기반으로 하는 ArcFace 모델 [3]을 활용하였으며 이미지 초해상화 알고리즘으로 쌍선형 보간법 (Bilinear Interpolation), 양3차 회선 보간법 (Bicubic Interpolation) 그리고 딥러닝 기반의 이미지 초해상화 모델인 RCAN [4]을 이용하여 비교분석을 하였다.

2. ArcFace와 RCAN

2.1 ArcFace

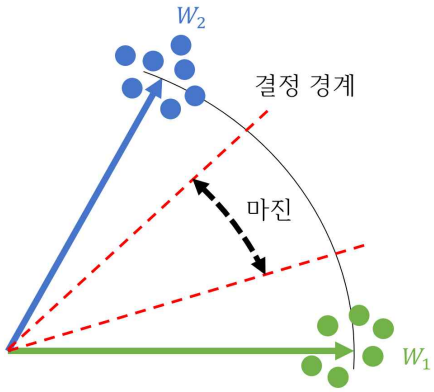

그림 1. 앵귤러 마진

ArcFace는 전통적인 분류 모델에 사용된 소프트맥스 손실 함수만을 이용하지 않고 추가로 그림 1과 같은 앵귤러 마진 손실을 사용하여 얼굴 분류하는 모델이다. 앵귤러 마진은 정규화된 특징 벡터간의 각도를 이용하여 유사도를 비교하며, ArcFace 모델은 각도에 직접적으로 마진을 준다. 이를 통해 서로 다른 인물의 특징 벡터 사이의 각도는 넓히고 같은 인물 특징 벡터 사이의 각도는 좁히는 방향으로 학습된다.

2.2 RCAN

RCAN은 Residual in residual (RIR) 구조를 통해 깊은 네트워크

를 형성하고, 채널 어텐션 메커니즘 (Channel Attention Mechanism)을 활용하는 단일 이미지 초해상화 모델이다.

3. 실험 방법

3.1 데이터셋

CASIA-WebFace 데이터셋 [5]을 이용하여 얼굴 인식 모델 ArcFace와 이미지 초해상화 모델 RCAN을 학습하였다. CASIA-WebFace 데이터셋은 웹에서 수집된 10,572명의 494,414개의 얼굴 이미지로 구성되어 있다. 성능 평가는 주어진 두 이미지 속 인물 간 동일인 여부를 판별하는 얼굴 검증 (Verification)을 통해 얼굴 인식 모델의 성능 평가를 진행하였다. 테스트 데이터셋은 LFW [6], CFP-FF, CFP-FP [7], AgeDB [8] 데이터셋을 사용하였다. 업스케일링 성능 비교를 위해 MS-Celeb-1M 데이터셋 [9]을 정제한 MS1MV2 데이터셋을 사용하였다.

3.2 실험 방법

이미지 초해상화가 얼굴 인식에 미치는 영향을 알아보기 위하여 쌍선형 보간법을 이용하여 4배 다운스케일링된 CASIA-WebFace 데이터셋에 대해 학습한 얼굴 인식 모델과 이를 다시 다양한 방법으로 4배 업스케일링한 CASIA-WebFace 데이터셋에 대해 학습된 얼굴 인식 모델 간의 얼굴 검증 평가 성능을 비교하였다. 실험에 사용된 이미지 초해상화 방법은 총 3가지로, 쌍선형 보간법, 양3차 회선 보간법 그리고 RCAN을 사용하였다.

4. 실험 결과

4.1 실험 세부 사항

Improved Residual Block과 Squeeze-and-Excitation Block [10]을 ResNet50 [11]에 추가한 ArcFace 모델을 사용하였으며, 앵귤러 마진으로는 0.5를 주었다. 4배 업스케일링 RCAN 학습 시, 사전 학습된 2배 업스케일링 RCAN의 가중치로 초기화한 뒤 학습을 진행하였다.

4.2 실험 결과

표 1. 업스케일링 방법에 따른 얼굴 검증 평가 결과(%)

스케일링	LFW	CFP_FF	CFP_FP	AgeDB
-	93.45	92.47	82.49	76.98
BILINEAR	98.33	96.91	87.91	85.13
BICUBIC	98.23	96.84	87.83	85.85
RCAN	**98.88**	**97.89**	**90.77**	**88.57**

표 1은 다운스케일링한 CASIA-WebFace 데이터셋으로 학습한 ArcFace와 이를 다양한 방법으로 업스케일링한 데이터셋으로 학습한 모델에 따른 얼굴 검증 평가 결과를 보여준다. 4배 업스케일링한 모델들의 얼굴 검증 평가 성능이 저해상도 이미지만을 이용한 모델 성능과 비교하여 큰 차이로 좋았으며, 이를 통해 고해상도 이미지를 사용하는 것이 얼굴 인식에 효과적이라는 것을 확인할 수 있었다.

쌍선형 보간법과 양3차 회선 보간법의 경우 0.1%p 이하의 차이를 보여 큰 차이가 없지만, RCAN의 경우 모든 얼굴 검증 평가 데이터셋에 대해서 성능이 크게 증가하였다. 이러한 경향성은 AgeDB 데이터셋과 같이 어려운 평가 데이터셋일수록 성능 격차가 벌어졌으며, 이는 얼굴을 인식하기 어려울수록 고성능의 딥러닝 기반 이미지 초해상화를 사용하는 것이 효과적임을 확인할 수 있다.

표 2. 4배 업스케일링 PSNR 결과

업스케일링	PSNR
BILINEAR	26.609028
BICUBIC	27.267658
RCAN	**30.15815**

A. HR 이미지 B. 쌍선형 보간법 C. 양3차 회선 보간법 D. RCAN

그림 2. 4배 업스케일링 결과 이미지

서로 다른 업스케일링 방법에 따라 얼굴 검증 평가 성능이 달라지는 이유를 분석하고자 각 스케일링 방법에 따른 PSNR을 측정하였다. 표 2는 MS1MV2 데이터셋에서 랜덤하게 1000장을 샘플링하여 쌍선형 보간법으로 다운스케일링 후 4배 업스케일링에 따른 PSNR 결과를 을 나타낸다. 얼굴 검증 평가 결과와 동일한 경향성으로 RCAN을 사용한 업스케일링이 30.16dB로 가장 높은 PSNR을 보였으며, 양3차 회선 보간법이 쌍선형 보간법보다 조금 좋은 결과를 보여주었다.

그림 2는 HR 이미지와 서로 다른 업스케일링 방법에 따른 복원된 초해상도 이미지를 나타낸다. 사람 눈을 보면 양 3차 회선 보간법이 쌍선형 보간법보다 복원을 잘했지만, 여전히 입 부분은 알아보기 힘들며 이미지 전체에 노이즈가 껴있는 모습을 보여준다. 그에 비해 RCAN의 경우 보간법을 사용한 방법에 비해 머리카락 부분을 제외하고, 전체적으

로 이미지를 잘 복원해서 얼굴 인식에 용이하게 이미지를 복원했다.

5. 결론

본 논문에서는 이미지 해상도가 얼굴 인식 성능에 미치는 영향을 알아보았다. 고해상도 이미지는 얼굴 인식 성능을 증가시키며, 이를 위해 이미지 초해상화 성능이 좋은 딥러닝 모델을 사용하면 효과적임을 확인하였다.

감사의 글

이 논문은 2022년도 BK21 FOUR 정보기술 미래인재 교육연구단에 의하여 지원되었음. 이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2021R1A2C2007220). 본 연구는 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021-0-01062).

참 고 문 헌

[1] DONG, Chao, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 38.2: 295-307. 2015.
[2] Kim, Jiwon, Jung Kwon Lee, and Kyoung Mu Lee. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
[3] Deng, Jiankang, et al. Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2019.
[4] Zhang, Yulun, et al. Image super-resolution using very deep residual channel attention networks. Proceedings of the European conference on computer vision. 2018.
[5] Yi, Dong, et al. Learning face representation from scratch. arXiv preprint arXiv:1411.7923, 2014.
[6] Huang, Gary B., et al. Labeled faces in the wild: A database forstudying face recognition in unconstrained environments. Workshop on faces in Real-Life Images: detection, alignment, and recognition. 2008.
[7] Sengupta, Soumyadip, et al. Frontal to profile face verification in the wild. IEEE winter conference on applications of computer vision. 2016.
[8] Moschoglou, Stylianos, et al. Agedb: the first manually collected, in-the-wild age database. proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition workshops. 2017.
[9] Guo, Yandong, et al. Ms-celeb-1m: A dataset and benchmark for large-scale face recognition. European conference on computer vision. 2016.
[10] Hu, Jie, Li Shen, and Gang Sun. Squeeze-and-excitation networks. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018.
[11] He, Kaiming, et al. Deep residual learning for image recognition. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.